

Modellbasierte Segmentierung von differenzierten Lymphknoten in CT-Daten

Lars Dornheim^{1,2}, Jana Dornheim²

¹ Dornheim Medical Images, Magdeburg

² Institut für Simulation und Graphik, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg
lars@dornheim-medical-images.de

Kurzfassung. Für die computerbasierte Diagnoseunterstützung bei Tumorerkrankungen ist Wissen über Lage, Ausdehnung und Art der Lymphknoten für die TNM-Klassifikation nötig. Für die computergestützte Planung nachfolgender Eingriffe wie der Hals-Lymphknoten-Ausräumung, ist dieses Wissen ebenfalls von Bedeutung. Deshalb ist ein effizientes und exaktes Segmentierungsverfahren für Lymphknoten in CT-Datensätzen erforderlich, das besonders auch mit pathologisch veränderten Lymphknoten zurechtkommt.

Basierend auf früheren Arbeiten präsentieren wir in dieser Arbeit ein deutlich weiterentwickeltes, modellbasiertes Segmentierungsverfahren für Lymphknoten in CT-Datensätzen, mit dem nun besonders auch vergrößerte sowie nekrotische Lymphknoten adressiert werden.

Unser Verfahren wurde an 21 Lymphknoten aus 5 CT-Datensätzen getestet, darunter mehrere vergrößerte und nekrotische. Die Ergebnisse liegen im Bereich der Inter-Personen-Varianz und verbessern die Ergebnisse früherer Arbeiten noch einmal spürbar.

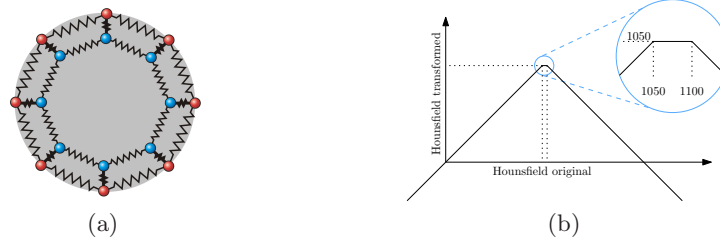
1 Einleitung

Die Einschätzung einer Tumorerkrankung (TNM-Klassifikation) und nachfolgende Operationen (z. B. Neck Dissections) hängen zu einem bedeutenden Teil von der Situation der Lymphknoten (Größe, Befall, Infiltrationen von Nachbargewebe) ab. Daher ist es im Rahmen der Computerunterstützung von Tumordiagnose und -operationsplanung wichtig, diese Informationen zu erheben. Sollen im Computer exakte Analysen, Visualisierungen oder Vermessungen möglich sein, so müssen die Lymphknoten segmentiert werden (z. B. in CT-Daten), was einer der zeitaufwendigsten Schritte ist.

In [1] wird festgestellt, daß die Lymphknotensegmentierung nur mit erheblichem Modellwissen zuverlässig möglich ist. Eine Fast-Marching-Variante aus [2] benötigt deutliche Nutzereingriffe (Barrieren, etc.) für ein stabiles Verhalten und die Aktive Oberfläche aus [3] nutzt zwar deutlich komplexeres Modellwissen, jedoch neben Kanten- keine Grauwertinformationen. Zudem wird sie nicht auf realen Daten evaluiert (nur auf idealisierten Phantomen).

Das erste relativ robuste Verfahren [4] nutzt ein zweischaliges Stabiles Feder-Masse-Modell (SMSM), das Form- und Grauwertwissen integriert und lediglich

Abb. 1. (a): Schema des doppelschaligen Lymphknoten-Modells (SMSM). **(b):** schematischer Funktionsverlauf einer Plateau-Filterfunktion.



einen Startpunkt benötigt. Vergrößerte, nekrotische Lymphknoten oder solche mit unklaren Grenzen werden nicht adressiert, obwohl gerade sie für die Tumordiagnostik von besonderer Bedeutung sind. Relativ neu ist ein ähnliches Verfahren [5], das ein statistisches Formmodell einsetzt, das jedoch nur sehr wenig Form-Modi nutzt, um die Form auf Ellipsoide einzuschränken. Die Ergebnisse sind im Vergleich zu [4] nur knapp schlechter, jedoch ist deutlich mehr Benutzerinteraktion (ungefähres Nachzeichnen der Lymphknotenkontur) erforderlich und z. T. wird eine manuelle Nachkorrektur eingesetzt.

2 Material und Methoden

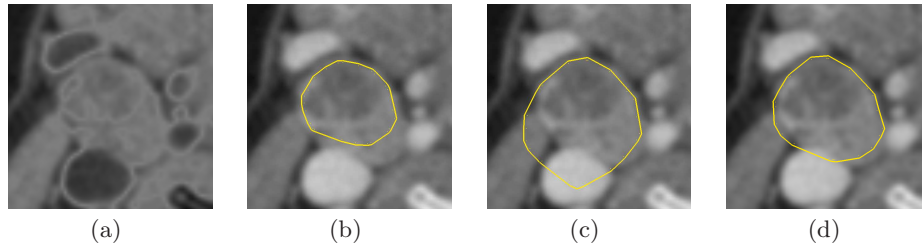
Wir stellen ein Segmentierungsverfahren für Lymphknoten in CT-Daten vor, das das Verfahren aus [4] hinsichtlich Genauigkeit und der Unterstützung für vergrößerte, nekrotische und stark deformierte Lymphknoten erweitert, da diese von besonderer anwendungsspezifischer Relevanz sind.

Wir setzen dazu ein Stabiles Feder-Masse-Modell (SMSM, [6]) ein, das zu Beginn aus zwei kugelförmigen Schalen (siehe Abb. 1 (a)) besteht. Die äußere Schale ist mit Kantensensoren an den Knotenpunkten besetzt, die in den CT-Daten zu Kanten mit modelloberflächen-paralleler Ausrichtung streben. Die Knotenpunkte der inneren Schale tragen Intensitätssensoren, die den typischen Grauwertbereich von Lymphknotengewebe in CT-Bildern anstreben.

2.1 Plateau-Filterung

Im Gegensatz zu [4] filtern wir die CT-Datensätze (ihre Intensitäten) mittels Plateau-Transformationen, bevor die Sensoren des Modells darauf zugreifen. Für die Intensitätssensoren wird eine Transformationsvariante genutzt, die den Lymphknoten-Hounsfield-Bereich (bei unseren Daten 1050 bis 1100) auf 1050 nivelliert, den Wertebereich darunter nicht ändert und den Wertebereich darüber an der Intervallmitte nach unten spiegelt (siehe Abb. 1 (b)). Auf diese Weise ist garantiert, dass alle Gradienten in Richtung des Lymphknotengrauwertbereichs zeigen und innerhalb dieses Bereiches keine Gradienten existieren. Dadurch streben die gradientenbasierten Intensitätssensoren immer in die Lymphknoten, erzeugen aber innerhalb der Lymphknoten keine störenden, eventuell deformierenden Kräfte. Gerade bei nekrotischen Lymphknoten (zu sehen in Abb. 2 und 3) ist

Abb. 2. (a): plateau-transformierter Datensatz. (b): Modellanpassung bei binär gefiltertem Grauwertbereich für die Intensitätssensoren. (c), (d): Modellanpassung in (c) ohne und in (d) mit Plateau-Filterung für die Kantensensoren.



dieses Verhalten wichtig, da ihr Inneres starke Grauwertschwankungen aufweist, die das Modell nicht ablenken dürfen.

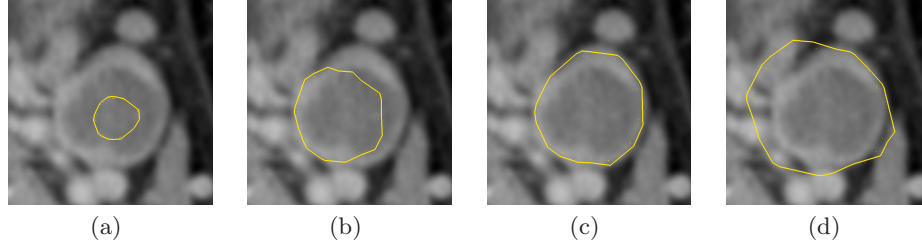
Die Kantensensoren setzen statt auf dem Originaldatensatz auch auf einem speziellen plateau-gefilterten Datensatz auf, dessen Plateau zu einer Spitze am oberen Ende des Lymphknotengrauwertbereichs (bei uns 1100) zusammengeschieben ist. Dadurch wird erreicht, daß alle Bildkanten im Grauwertbereich oberhalb 1100 ihre Richtung umkehren, aber ihre Stärke und Kontinuität nicht verändert wird. Nach dieser Plateau-Filterung ist der Lymphknotengrauwertbereich der hellste Bereich im Bild, so daß man davon ausgehen kann, daß alle Lymphknotenrandgradienten nach innen zeigen, auch wenn sie im originalen Datensatz an ein helleres, kontrastiertes Gefäß angrenzen (siehe Abb. 2 (a) im Vergleich zu (b)). Auf diese Weise können die Kantensensoren auf immer die gleiche oberflächenrelative Kantenrichtung eingestellt werden.

2.2 Multi-Modell-Segmentierung

Tumorrelevante Lymphknoten sind oft vergrößert, deformiert oder nekrotisch und bilden damit im Sinne der Bildanalyse verschiedene Klassen von Objekten unter den Gesichtspunkten Skalierung, Formvarianz und Textur. SMSMs sind prototypische Modelle und nachweislich gut dazu geeignet, eine Klasse von Objekten zu segmentieren. Statistische Modelle (ASMs, etc.) können theoretisch verschiedene Objektklassen abbilden, praktisch gibt es jedoch Probleme wenn diese Klassen zu stark von einander abweichen. Für einzelne Klassen liefern speziell zugeschnittene Modelle bessere Ergebnisse als ein solch allgemeine Modelle.

Daher nutzen wir eine Reihe auf spezielle Lymphknotentypen zugeschnittene SMSMs in einer konkurrierenden Segmentierungsstrategie. Dabei werden diese Modelle, die in unserem Fall verschiedene Größen (siehe Abb. 3) bzw. Grauwertbereiche von Lymphknoten modellieren, parallel an gleicher Position gestartet und das am besten angepaßte Modell wird im Nachhinein als Segmentierungsergebnis ausgewählt. Damit ist auch gleich ein Rückschluß auf die Art des segmentierten Lymphknotens möglich, da bekannt ist, welches Modell für welche Lymphknoten konstruiert wurde. Die Güte der Anpassung wird über eine Funktion ermittelt, die sowohl die Übereinstimmung des angepaßten Modells mit den Daten (über die Sensorwerte des Modells) als auch seine Verformung (über die

Abb. 3. Multi-Modell-Segmentierungsergebnisse mit Modellen verschiedener Skalierungsstufe: **(a)**: Faktor 3, **(b)**: Faktor 5, **(c)**: Faktor 7, **(d)**: Faktor 9



vorhandenen innere Formkräfte des Modells) berücksichtigt und zu einem Wert zwischen 0 (nicht angepaßt) und 1 (sehr gut angepaßt) vereint (siehe [7]).

3 Ergebnisse

Die Versuche wurden an 21 Lymphknoten in 5 CT-Datensätzen von Geräten drei verschiedener Hersteller mit Schichtabständen von 1 bis 3 mm und einer Auflösung von 0,28 bis 0,47 mm durchgeführt. Für das korrekte Funktionieren gradientenbasierter Modelle war ein isotropisches Resampling (auf die Schichtauflösung) nötig, so daß kleine, kubische Voxel vorlagen. Als Goldstandard diente eine von einem Radiologen bestätigte Expertensegmentierung.

Der Effekt der Multi-Modell-Segmentierung wurde mit Modellen verschiedener Größe (Grundmodell mit 3 mm Durchmesser und Skalierungsstufen dieses Modells) auf den vier vorhandenen vergrößerten Lymphknoten (Durchmesser > 10 mm) quantitativ evaluiert. Tabelle 1 zeigt exemplarisch die repräsentativen Ergebnisse für einen besonders großen nekrotischen Lymphknoten (Durchmesser > 20 mm). Besonders gute Ergebnisse (hier korrespondierend mit hoher Anpassungsqualität) werden hier für einem Startskalierungsfaktor von 6 bis 8 erreicht, bei denen das Initialmodell gerade noch in den Lymphknoten hineinpaßte.

Tabelle 2 zeigt die Ergebnisse der kompletten Evaluierung. Hier werden die Ergebnisse zweier menschlicher Experten mit dem Basisverfahren nach [4] und dem aktuell vorgestellten Verfahren verglichen. Im Gegensatz zu dem alten Verfahren ist das neue um ca. 23 % besser (bzgl. der mittleren Oberflächendistanz) und liegt komplett innerhalb des Varianzbereichs der menschlichen Anwender.

Tabelle 1. Ergebnisse der Multi-Modell-Segmentierung mit Modellen verschiedener Skalierungsstufe auf einem großen, nekrotischen Lymphknoten

Skalierungsfaktor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Anpassungsqualität	0.572	0.570	0.572	0.757	0.769	0.834	0.835	0.841	0.791	0.763
visuell akzeptabel	nein	nein	nein	nein	nein	ja	ja	ja	nein	nein
mittl. Ob.-dist. (mm)	8.85	8.80	8.35	3.65	3.53	1.19	1.23	1.03	1.98	1.97
Tanimoto-Koeffizient	0.012	0.012	0.046	0.428	0.445	0.733	0.731	0.760	0.620	0.591

Tabelle 2. Segmentierungsergebnisse über alle 21 Lymphknoten im Vergleich von zwei menschlichen Experten, dem Verfahren nach [4] und dem vorgestellten Verfahren

Verfahren	Anwender 1	Anwender 2	Basisverf. nach [4]	neues Verf.
mittl. Oberfl.-dist. (mm)	0.418	0.442	0.535	0.412
Hausdorff-Dist. (mm)	3.258	3.243	3.514	3.153

4 Diskussion

Das hier vorgestellte Verfahren zur semiautomatischen Lymphknotensegmentierung in CT-Datensätzen ist erstmals in der Lage, tumorrelevante Lymphknoten verschiedener Klassen (vergrößert, nekrotisch) mit minimalen Interaktionsaufwand (ein Klick in die Lymphknotenmitte) zu segmentieren. Die Ergebnisse verbessern selbst gute, bisherige Verfahren und liegen im Bereich menschlicher Experten. Da die Laufzeiten des Verfahrens im Sekundenbereich liegen, ist es für reale Aufgaben im klinischen Umfeld geeignet. Komplizierte Deformationen oder starke Nekrosen werden u. U. aber nicht in jedem Fall befriedigend segmentiert werden können, da in diesen Fällen keine Modellinformation vorliegt, um fehlende Datensatzinformation auszugleichen.

Die eingeführten Plateau-Filterungen können auch für andere sensorbasierte Segmentierungsmodelle von Interesse sein, da hier allgemeine Probleme adressiert werden (objektinnere Grauwertbereiche und unnütze, ablenkende Kanteninformation). Gleiches gilt für das Prinzip der Multi-Modell-Segmentierung, dessen Effekt theoretisch motiviert und im Test klar bestätigt werden konnte. Auch hier ist eine Übertragung auf andere Segmentierungsprobleme mit verschiedenen Objektklassen zu prüfen.

Literaturverzeichnis

1. Rogowska J, et al. Evaluation of Selected Two-Dimensional Segmentation Techniques for Computed Tomography Quantification of Lymph Nodes. In: *Investigative Radiology*. vol. 13; 1996. p. 138–145.
2. Yan J, et al. Lymph node segmentation from CT images using fast marching method. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2004;28:33–38.
3. Honea D, Snyder WE. Three-Dimensional Active Surface Approach to Lymph Node Segmentation. In: *SPIE: Medical Imaging*. vol. 3361; 1999. p. 1003–1011.
4. Seim H, Dornheim J, Preim U. Ein 2-Fronten-Feder-Masse-Modell zur Segmentierung von Lymphknoten in CT-Daten des Halses. In: *BVM*; 2006. .
5. Maleike D, et al. Lymph node segmentation on CT images by a shape model guided deformable surface method. In: *SPIE: Medical Imaging*; 2008. .
6. Dornheim L, et al. Stable Dynamic 3D Shape Models. In: *ICIP*; 2005. .
7. Dornheim L. Quality of Fit of Stable Mass-Spring Models. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2008;18(2):359–364.